Anàlisi de dades mitjançant Business Intelligence: Un estudi de casos pràctics

Cristina Soler Bigorra

Resum—Aquest projecte explora l'aplicació de Business Intelligence (BI) i el seu potencial. Es divideix en dos parts: una primera on s'analitza un dataset amb un conjunt de dades reduïdes, i una segona on s'analitza un conjunt de dades més ampli. S'utilitzarà com a eina principal Power BI per realitzar visualitzacions de dades que permetin analitzar-les, i Python per l'aspecte més tècnic de programació. L'objectiu principal és extreure informació informació útil que pogués ajudar a prendre decisions informades. Durant el projecte, es crearan visualitzacions per identificar patrons de consum, predir tendències i optimitzar l'ús de les dades en diferents contextos. A través de l'anàlisi, es buscarà demostrar la rellevància del BI en la personalització i la millora de serveis.

Paraules clau—Business Intelligence, Power BI, Python, visualització de dades, anàlisi de consum, automatització, prediccions, datasets.

Abstract—This project explores the application of Business Intelligence (BI) and its potential. It is divided into two parts: the first part analyzes a dataset with a small set of data, and the second part analyzes a larger dataset. Power BI will be used as the main tool to create data visualizations that enable analysis, while Python will handle the more technical aspects of programming. The main objective is to extract useful information that could aid in making informed decisions. During the project, visualizations will be created to identify consumption patterns, predict trends, and optimize data usage in various contexts. Through the analysis, the goal is to demonstrate the relevance of BI in personalizing and improving services.

Keywords—Business Intelligence, Power BI, Python, data visualization, consumption analysis, automation, predictions, datasets.

1. Introducció - Context del treball

El Business Intelligence (BI) consisteix en recopilar, analitzar i visualitzar dades per extreure'n conclusions i facilitar la presa de decisions. A través de diverses tecnologies, permet integrar i processar grans volums d'informació, identificar patrons, detectar anomalies i fins i tot predir tendències futures.

· E-mail de contacte: cristinasolerb10@gmail.com

· Menció realitzada: Enginyeria del Software

· Treball tutoritzat per: Coen Antens

· Curs 2024/2025

Un exemple clar d'ús del BI és el sector de l'entreteniment. Plataformes com Netflix, Amazon i Spotify l'utilitzen per analitzar les preferències dels usuaris i oferir recomanacions personalitzades. Per exemple, un usuari que compra a Amazon li poden recomenar productes simillars als que ha estat mirant anteriorment, així aumentant les possibilitats de que es realitzi una compra. A més, no només s'aplica en aquest àmbit, sinó que també en sectors com els supermercats o les botigues de roba, on ajuda a optimitzar estocs, personalitzar ofertes i millorar l'experiència del client.

Aquest Treball de Final de Grau (TFG) explorarà el concepte i les tecnologies del BI a través d'un cas pràctic.

Per començar, s'analitzaran els tiquets de compra d'un únic client en un supermercat. A partir d'aquestes dades, s'utilitzarà Power BI, una eina de Microsoft per a la visualització de dades, amb l'objectiu d'identificar patrons de consum i extraure conclusions.

Un cop completada aquesta fase inicial, el treball s'ampliarà amb un conjunt de dades més extens per aprofundir en les capacitats del BI. Això permetrà demostrar la importància del volum de dades en els processos analítics i confirmar com l'aplicació del BI pot ser un factor clau per a la personalització de serveis i la fidelització de clients en diferents sectors.

2. OBJECTIUS

L'objectiu d'aquest treball és principalment demostrar d'una forma pràctica la utilitat de la Business Intelligence. Es vol veure de diferents maneres com aquesta pot ser útil tant com per un recull relativament petit de dades en ser un cas més casolà, com per obtenir decisions a partir d'una quantitat massiva de dades.

El treball tindrà com a objectiu primer analitzar un cas amb menys quantitat de dades, per així familiaritzar-se amb el Business Intelligence, i també tindrà una segona part on s'analitzarà un conjunt més gran de les dades, veient fins a quin nivell es pot analitzar amb aquesta eina. En aquest document m'he referit a aquestes parts com a primer cas i segon cas.

Es pot veure un exemple dels tiquets analitzats a l'apèndix A1. Exemple dades primer cas.

Uns objectius més concrets serien els següents:

- Identificar els patrons de les dades: buscar patrons dins de les dades, en el primer cas dels tiquets podrien ser els horaris de compra o els productes més buscats i tendències del client que s'està analitzant.

- Desenvolupar una visualització de dades: utilitzar Power BI per crear informes i dashboards que permetin visualitzar les dades de manera clara i eficaç.

- Extreure conclusions: a partir de les anàlisis elaborades, extreure conclusions com podrien ser, per exemple, recomenacions al client en el primer cas dels tiquets de compra.

- Realitzar prediccions: usar models d'Intel·ligència Artificial per poder fer prediccions partint de les dades.

3. METODOLOGIA

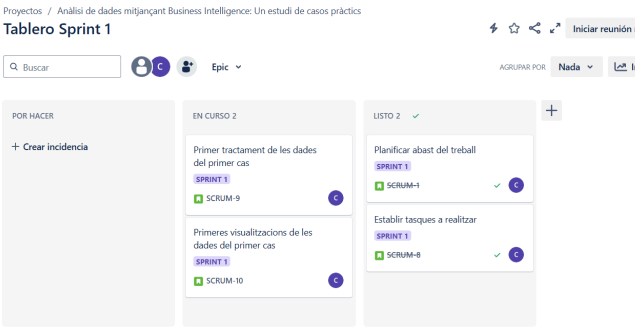
La metodologia que es farà servir estarà basada en Scrum. Tot i que aquesta està disenyada per a equips de treball, s'adaptarà i s'agafaran alguns dels seus conceptes per poder realitzar una versió individual. Així, es seguiran alguns dels seus principis per estructurar les tasques i posar fites.

El temps de treball es dividirà en Sprints, tenint en compte que el treball s'ha començat la setmana del 24 de febrer i acaba el 30 de juny. Per tant, consistirà de 18 setmanes de realització del TFG, y aquestes estaran dividides en Sprints de 3 setmanes. Per tant, el treball es farà en 6 Sprints.

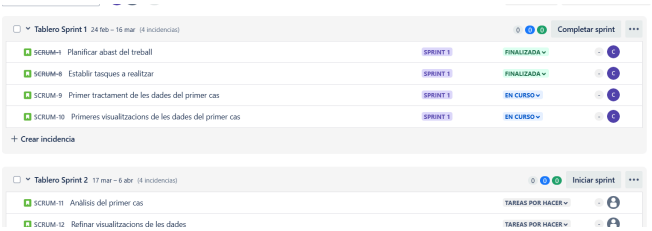
Primerament, es farà un recull de les tasques a realitzar, l'equivalent en Scrum del Product Backlog. Algunes d'aquestes seran la preparació de les dades o la creació d'un dashboard en Power BI. Aquestes tasques formaran la base de la planificació del meu treball. Un cop especificades aquestes tasques, es decidirà quines d'aquestes pertanyen al Sprint actual.

Al principi del Sprint, es revisaran les tasques que s'han de complir i quina prioritat tenen. Al ser un treball individual, no hi haurà reunions d'equip, sinó que cada setmana dedicaré mitja hora per mi mateixa a revisar el que he realitzat i el que falta encara per fer i quins problemes m'han sorgit. Aquesta serà una oportunitat més per ajustar la planificació al progrés de treball que es porti. Per acabar el Sprint, també es farà una reflexió similar, analitzant si he acabat el treball que m'havia proposat i si els resultats són adients o s'hauria de fer alguna cosa més per aconseguir-ho.

A més, cal especificar que es farà servir l'eina Jira per tenir un control del procés del treball. Allà s'organitzaran i s'actualitzara el progrés de les tasques, podent així monitorar l'estat del treball de final de recerca.



I en aquesta captura es pot veure com és el product backlog:



4. PLANIFICACIÓ

A continuació es mostra amb detall la planificació inicial, tot i que pot estar subjecte a canvis a mesura que progressa el treball, en cas de modificacions temporals depenent del seu progrés o si el treball acaba afegint noves funcionalitats i fent-se més extens.

La planificació estarà dividida en 6 Sprints, començant el 24 de febrer i acabant el 30 de juny. Els Sprints es poden veure a continuació a la taula 1.

Sprint	Durada	Objectius
Sprint 1	24 febrer - 16 març	Planificació de l'abast del treball Establir els requisits i tasques a realitzar Primer tractament de les dades del primer cas Primeres visualitzacions de les dades del primer cas
Sprint 2	17 març - 6 abril	Anàlisis del primer cas Refinar visualitzacions de les dades Extreure conclusions del primer cas Revisar el primer cas
Sprint 3	7 abril - 27 abril	Plantejar el segon cas Obtenció de dades del segon cas Tractament de dades segon cas
Sprint 4	28 abril - 18 maig	Analitzar dades segon cas Realitzar prediccions del segon cas Primeres visualitzacions de dades del segon cas
Sprint 5	18 maig - 8 juny	Conclusions segon cas Mostra de les dades del segon cas
Sprint 6	9 juny - 30 juny	Realitzar tasques endarrerides Revisar el treball Ajustos finals Escriure entrega final del TFG i la seva presentació

Taula 1: Planificació Sprints

A més, a l'apèndix A2 es pot veure el diagrama de Gantt dels Sprints.

5. ESTAT DE L'ART

Per realitzar aquest projecte era necessari utilitzar una eina de visualització i anàlisi de dades. Actualment, hi ha diverses opcions de programes que s'utilitzen per aquesta finalitat, com Power BI, Tableau, o Qlik Sense. Totes aquestes eines ofereixen funcionalitats similars, permetent crear gràfics de les dades introduïdes.

Entre les diferents opcions conegudes, es va realitzar una comparativa veient quina era la més viable, i es va acabar decidint per Power BI.

Power BI és un programa dissenyat per Microsoft amb l'objectiu de poder visualitzar conjunts de dades. Un motiu rellevant per escollir Power BI és la seva interfície, al ser accessible i semblant a altres productes de la mateixa empresa. La corba d'aprenentatge és sencilla, sobretot per a usuaris que ja tenen experiència amb altres eines com Excel o Powerpoint. Això permet una fàcil adaptació i poc temps d'aprenentatge per començar a veure resultats. Per exemple altres eines com Qlink Sense es necessita més temps per aprendre a utilitzar-les.

També cal destacar que Power BI és una eina popular en el sector, així que hi ha documentació i informació per aprendre a utilitzar-lo. A més, Microsoft actualitza l'eina de forma regular, afegint noves funcionalitats i millorant-la, cosa que assegura una adaptació a les necessitats actuals del mercat.

Finalment, la disponibilitat d'una versió gratuïta molt completa ha estat un factor clau. Aquesta versió permet desenvolupar informes i dashboards amb un gran nivell de detall i professionalitat, sense necessitat de subscripció ni pagament. Tot plegat fa que Power BI sigui una opció molt adequada per a aquest projecte d'anàlisi de dades.

6. DESENVOLUPAMENT

6.1. Cas amb dades limitades

El desenvolupament del projecte s'ha centrat, en aquesta primera fase, en l'anàlisi de dades provinents dels tiquets de compra de Mercadona, corresponents a un únic client. Aquest conjunt de dades ha servit com a cas pràctic inicial per posar en marxa les tècniques i eines pròpies del Business Intelligence (BI), amb l'objectiu de convertir dades en brut en informació rellevant i visualment comprensible, obtenint gràfics que permetessin analitzar les dades.

6.1.1. Extracció i conversió de dades

Els tiquets es trobaven en format PDF, i per poder tractar les dades automàticament s'han passat a un format CSV. Per solucionar aquest repte, es va desenvolupar un script en Python que permet extreure la informació rellevant de cada tiquet i transformar-la en un fitxer estructurat per així utilitzar-lo com a dataset. Com es pot veure a la Figura 2, el script fa ús de biblioteques com pdfplumber per extreure el text de cada pàgina del PDF, re per aplicar expressions regulars que localitzen patrons específics dins del text, i pandas per estructurar les dades en un DataFrame.

```python
import pandas as pd
import re
import os
import glob
import pdfplumber
from datetime import datetime

def extract_ticket_data(pdf_path):  1 usage
    data = []
    date = None
    total_import = None

    with pdfplumber.open(pdf_path) as pdf:
        for page in pdf.pages:
            text = page.extract_text()
            if text:
                lines = text.split('\n')
```

Figura 2: Script extracció i conversió de dades

El procés comença recorrent tots els fitxers PDF d'una carpeta on estan guardats tots els tiquets, i per cada document:

- S'identifica la data de compra i es passa a un format de data.
- S'extreu informació dels productes, detectant dues estructures habituals:
    - Productes amb quantitat, preu unitari i total

1 FORMATGE TALLS LIGHT 2,32

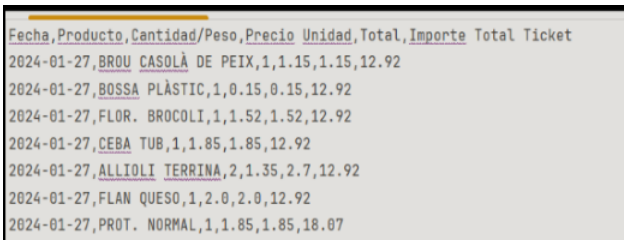
    - Productes per pes, amb preu per quilo i total

1 BANANA
0,548 kg 1,45 €/kg 0,79

- S'extrau el total del tiquet
- Cada producte es guarda amb les columnes: data, nom del producte, quantitat/pes, preu unitari, preu total, i import total del tiquet

Finalment, les dades es guarden en un arxiu CSV anomenat ticket_dataset.csv, i es van afegint successivament les dades de cada PDF, amb el títol de les columnes només inserint-se la primera vegada. Això permet canviar el nombre de tiquets, per si per exemple s'havessin d'afegir més en un futur, que es puguin analitzar sense la necessitat de modificar el script.

Aquest script permet que les dades es guardin en un csv amb el format de la Figura 3.



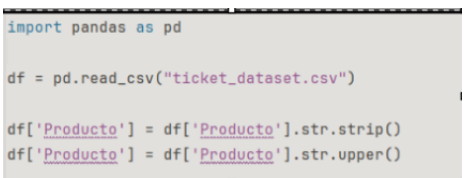
```
Fecha,Producto,Cantidad/Peso,Precio Unidad,Total,Importe Total Ticket
2024-01-27,BROU CASOLÀ DE PEIX,1,1.15,1.15,12.92
2024-01-27,BOSSA PLÀSTIC,1,0.15,0.15,12.92
2024-01-27,FLOR. BROCOLI,1,1.52,1.52,12.92
2024-01-27,CEBA TUB,1,1.85,1.85,12.92
2024-01-27,ALLIOLI TERRINA,2,1.35,2.7,12.92
2024-01-27,FLAN QUESO,1,2.0,2.0,12.92
2024-01-27,PROT. NORMAL,1,1.85,1.85,18.07
```

Figura 3: CSV resultant de l'extracció de dades

6.1.2. Data curation

Un cop extretes les dades dels tiquets en format CSV, es va dur a terme un procés de neteja i estructuració per garantir la coherència i la qualitat de la informació abans de la seva anàlisi.

Aquest procés s'ha realitzat mitjançant un script en Python amb la llibreria pandas, com es pot veure a la Figura 4.



```
import pandas as pd

df = pd.read_csv("ticket_dataset.csv")

df['Producto'] = df['Producto'].str.strip()
df['Producto'] = df['Producto'].str.upper()
```

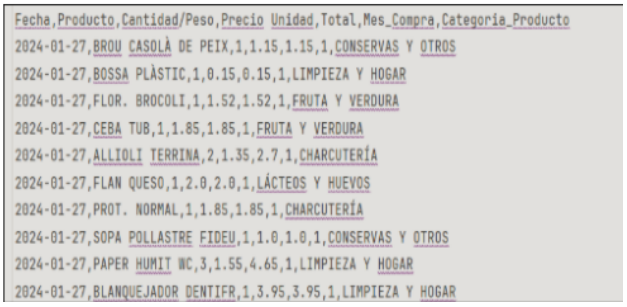
Figura 4: Script data curation

S'han seguit els següents passos:

- Normalització dels noms de producte: es van eliminar espais innecessaris i es van convertir tots els noms a majúscules.
- Tractament de files incompletes: les files amb molts valors nuls s'han eliminat perquè no perjudiqui a l'anàlisi.
- Camps temporals: es crea un camp anomenat Mes_Compra, que indica en quin mes s'ha fet la compra, per així fer possible fer un seguiment temporal.
- Classificació de productes per categoria: amb un diccionari al script, es fa possible veure a quina categoria pertany cada producte, per així fer un anàlisi de quines categories compra més. Per exemple, FLAN QUESO pertany a LÁCTEOS Y HUEVOS.

El resultat final es va desar en un arxiu nou: tickets_final.csv, que inclou la data, el producte, la quantitat/pes, el preu, la categoria i el mes de compra.

El CSV resultant quedaria amb el format de la Figura 5.



```
Fecha,Producto,Cantidad/Peso,Precio Unidad,Total,Mes_Compra,Categoria_Producto
2024-01-27,BROU CASOLÀ DE PEIX,1,1.15,1.15,1,CONSERVAS Y OTROS
2024-01-27,BOSSA PLÀSTIC,1,0.15,0.15,1,LIMPIEZA Y HOGAR
2024-01-27,FLOR. BROCOLI,1,1.52,1.52,1,FRUTA Y VERDURA
2024-01-27,CEBA TUB,1,1.85,1.85,1,FRUTA Y VERDURA
2024-01-27,ALLIOLI TERRINA,2,1.35,2.7,1,CHARCUTERÍA
2024-01-27,FLAN QUESO,1,2.0,2.0,1,LÁCTEOS Y HUEVOS
2024-01-27,PROT. NORMAL,1,1.85,1.85,1,CHARCUTERÍA
2024-01-27,SOPA POLLASTRE FIDEU,1,1.0,1.0,1,CONSERVAS Y OTROS
2024-01-27,PAPER HUMIT WC,3,1.55,4.65,1,LIMPIEZA Y HOGAR
2024-01-27,BLANQUEJADOR DENTIFR,1,3.95,3.95,1,LIMPIEZA Y HOGAR
```

Figura 5: CSV resultant de fer data curation

6.1.3. Visualització de dades amb Power BI

Amb les dades ja netes i estructurades, es va passar a la fase de crear visualitzacions utilitzant Power BI. Així es va poder analitzar el comportament de compra del client. Es van fer diversos gràfics, incluint boxplots i histogrames.

Algunes de les visualitzacions creades van ser:

- Recompte de compres per cada mes (ordenat de més a menys).
- Gràfics de barres amb els productes més comprats.
- Boxplot de preus per observar la distribució i detectar possibles valors atípics, separant els productes per mes.
- Recompte de quins tipus de productes compra més el client:

Aquestes visualitzacions ajuden a detectar fàcilment hàbits de consum com ara la compra recurrent de determinats productes, o en quins mesos es compra més.

6.2. Cas amb dades extenses

Per aquest segon cas, s'ha buscat treballar amb dades extenses per tal de no tenir les limitacions del primer. Consisteix en analitzar les dades d'usuaris de la plataforma de compra de videojocs Steam, mitjançant visualitzacions i la creació d'un sistema de recomanacions.

6.2.1. Datasets segon cas

Per aquest segon cas s'han utilitzat dos datasets amb una gran quantitat de dades, a diferència del primer, on aquestes eren limitades.

L'objectiu ha estat analitzar dades de la plataforma Steam, des de la qual es poden comprar i jugar a videojocs de tot tipus. Aquesta anàlisi s'ha dut a terme tant amb Power BI per generar visualitzacions, com amb Python per a l'obtenció i tractament de dades, així

com per a la implementació del sistema de recomanacions.

Primerament, s'ha construït un primer dataset basat en usuaris, guardant quins jocs tenia cadascun i el temps jugat. Aquest s'ha generat a partir de l'API oficial de Steam, mitjançant la qual s'ha obtingut la informació de molts usuaris, creant-ne un fitxer CSV. Per fer-ho s'ha utilitzat un script en Python i la llibreria requests per accedir a l'API.

Pel segon dataset s'ha utilitzat un arxiu CSV ja existent que conté informació sobre tots els jocs de Steam: gènere, categoria i altra informació bàsica de cadascun.

6.2.2. Visualitzacions

Per a les visualitzacions, s'ha tingut en compte el primer dataset, analitzant el comportament dels usuaris en relació amb els jocs mitjançant Power BI.

S'ha creat una visualització dels jocs més jugats per un major nombre d'usuaris. Això s'ha fet a partir dels Steam ID (identificadors únics de cada compte), per comptabilitzar quants usuaris havien comprat un joc concret.

Una segona anàlisi s'ha centrat en el temps jugat per joc. En aquest cas no s'ha analitzat el comportament individual de cada usuari, sinó que s'ha buscat identificar els jocs més jugats en termes de minuts totals acumulats.

6.2.3. Sistema de recomanacions

A diferència del primer cas, que comptava amb dades limitades, aquest segon cas disposa d'un conjunt de dades ampli. Això ha permès construir un sistema de recomanacions de jocs per a un usuari concret, ja que es disposa de dades sobre tots els jocs de la plataforma Steam.

L'objectiu ha estat crear un sistema que, en base d'un ID d'usuari de Steam, generi una llista de videojocs que li podrien agradar, basant-se en els que ja ha jugat.

Això s'ha fet fent un model híbrid basat en dos tècniques: content-based filtering i collaborative filtering.

Per començar s'ha fet la tècnica de content-based filtering, un mètode de recomanació que es basa en les interaccions d'un usuari amb certs ítems per recomanar d'altres similars.

Primerament, s'ha filtrat el primer dataset per identificar quins jocs té l'usuari al qual se li volen fer recomanacions. Tot seguit, s'ha comprovat si aquests jocs es troben al segon dataset, i en cas afirmatiu, s'ha recollit el temps jugat per l'usuari. Aquest temps de joc s'utilitza per donar més pes als jocs més jugats a l'hora de buscar similituds.

Per evitar que un sol joc amb moltes hores jugades dominin el resultat, es regularitzen els temps amb la funció logarítmica (log). Això permet suavitzar les diferències extremes i, a més, incloure amb un pes molt reduït aquells jocs amb zero minuts jugats, considerant que l'usuari hi ha mostrat un cert interès.

Per calcular les similituds, es tenen en compte el gènere i les etiquetes (tags) dels jocs a Steam. S'utilitzen les llibreries numpy i sklearn, aplicant la funció cosine_similarity per mesurar la similitud entre vectors.

Aquest vectors numèrics representen el perfil de preferències de l'usuari i les característiques dels jocs, assignant una importància diferent a cada component segons la seva rellevància. El sistema compara aquests vectors per trobar els jocs més similars al perfil de l'usuari.

Finalment, s'eliminen de la llista de recomanacions aquells jocs que ja té l'usuari, i es retornen els deu jocs amb una similitud més alta al seu perfil.

Després s'ha aplicat la tècnica de collaborative filtering. Aquest sistema recomana productes, en aquest cas jocs, basat amb el comportament d'altres usuaris amb gustos similars.

Primerament, s'ha generat una matriu de puntuacions on cada fila correspon a un usuari i cada columna a un joc, utilitzant el temps jugat com a valor. Aquesta matriu s'ha creat a partir del dataset d'usuaris mitjançant una taula creuada, i s'han substituït els valors buits per zeros per indicar absència de joc.

Tot seguit, s'ha comprovat si l'usuari objectiu es troba dins de la matriu. En cas contrari, no es poden fer recomanacions i la funció retorna un resultat buit. Si sí que hi és, s'escala la matriu de puntuacions per normalitzar les dades.

A continuació, es calcula la similitud entre usuaris mitjançant la funció cosine_similarity de la llibreria sklearn. Aquesta funció genera una matriu de semblança on cada valor indica fins a quin punt dos usuaris tenen patrons de joc similars. S'identifiquen així els usuaris més semblants a l'usuari objectiu, sense tenir-se en compte ell mateix.

Amb aquests usuaris similars, es recullen les seves puntuacions i es fa una mitjana ponderada tenint en compte el grau de similitud de cadascun amb l'usuari objectiu. Aquesta mitjana genera un rànquing estimat de jocs que podrien interessar al jugador, basant-se en l'activitat d'altres usuaris amb gustos semblants.

Finalment, s'elimina de la llista els jocs que ja hagi jugat l'usuari, i s'obtenen els jocs amb puntuació més alta. Es busca aquest producte en el dataset de tots els videojocs de Steam per obtenir el seu nom, els gèneres i les etiquetes. Els resultats es retornen ordenats per puntuació estimada, fent així les recomanacions finals.

Un cop desenvolupats aquests sistemes, s'ha pogut donar un llistat de recomanacions basant-se amb els dos a l'hora. L'objectiu d'aquest model era fer recomanacions més precises, ja que si només es feia a partir del content-based filtering, podria donar com a resultat jocs no gaire populars o amb males crítiques, i això es mitigava si també es tenia en compte les compres d'altres jugadors.

S'ha implementat un sistema de recomanació híbrid combinant els resultats del filtratge col·laboratiu i del basat en contingut. Primer, s'han normalitzat les puntuacions de cada mètode per portar-les a la mateixa escala. A continuació, s'han unificat els dos conjunts de recomanacions utilitzant l'identificador del joc com a clau comuna.

Un cop combinades, s'han agrupat les recomanacions per joc i s'ha calculat la mitjana de les puntuacions de cada mètode, obtenint així una valoració final per a cada títol. Finalment, s'han ordenat els resultats i s'han seleccionat els deu jocs amb millor puntuació per oferir una recomanació equilibrada basada tant en els gustos personals com en el comportament d'altres usuaris similars.

7. RESULTATS

En aquest apartat s'analitzaran tant els resultats del primer cas com del segon.

7.1. Primer cas

En el cas de les compres de Mercadona, s'han realitzat les següents visualitzacions:

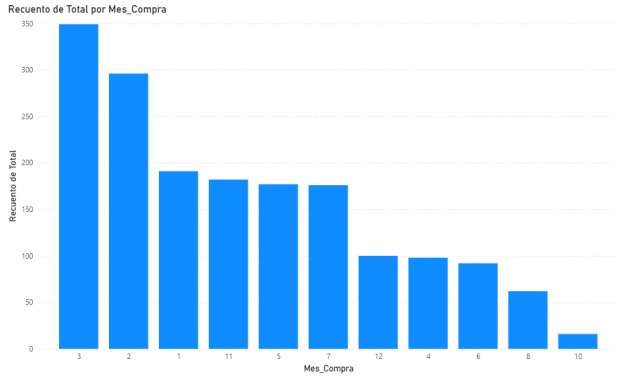


Figura 6: Gràfic de compres per mes

Es pot veure com a març, febrer hi va haver un número més elevat de compres. El tercer mes va ser gener amb no gaire diferència dels següents. El mes en el que menys es va comprar va ser octubre.

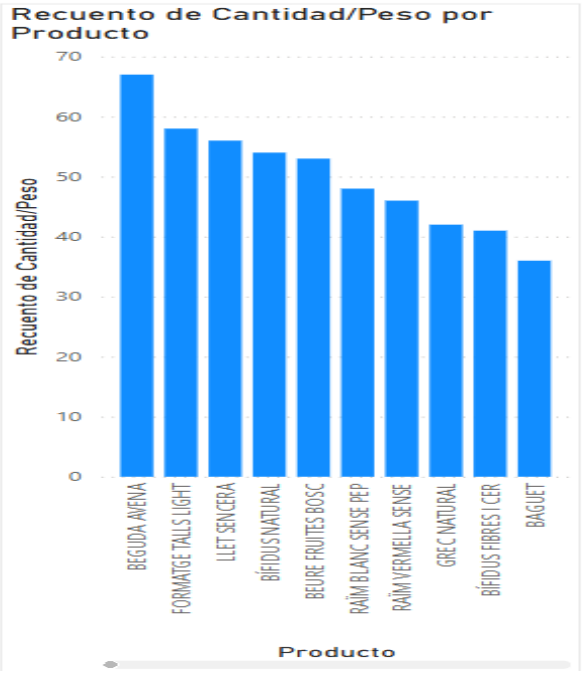


Figura 7: Gràfic de compres per producte

També Power BI fa possible veure la informació com a una taula:

Producto	Recuento de Cantidad/Peso
BEGUDA AVENA	67
FORMATGE TALLS LIGHT	58
LLET SENCERA	56
BÍFIDUS NATURAL	54
BEURE FRUITES BOSC	53
RAÏM BLANC SENSE PEP	48
RAÏM VERMELLA SENSE	46
GREC NATURAL	42
BÍFIDUS FIBRES I CER	41
BAGUET	36
BOSSA PLÀSTIC	35
CERVESA VOLL-DAMM	33

Figura 8: Taula de compres per producte

Tot i que el gràfic és més extens, aquesta part mostra els 10 productes més comprats. El primer seria la beguda avena amb 67 compres, després el formatge talls light amb 58, i després la llet sencera amb 56. En l'altre extrem també hi ha bastants productes que només s'han comprat una vegada, com podria ser wok pollastre.

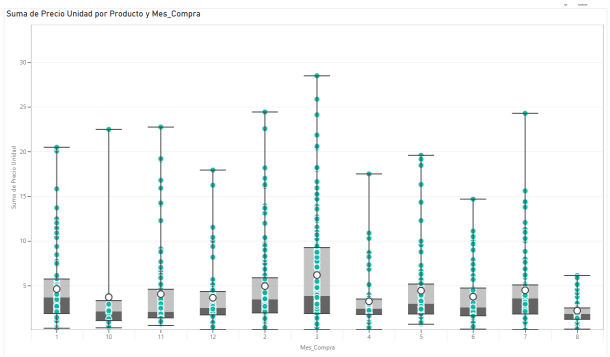


Figura 9: Boxplot de preu del producte per mes

D'aquest boxplot es pot extreure diferent informació. Primer de tot es pot veure el producte més car que s'ha comprat cada mes. El més comú ha sigut l'oli verge, al ser el producte més car en quatre dels dotze mesos de l'any. A més es pot veure el que costa menys, per exemple la sal fina amb 0,4 euros a desembre. També es pot veure el canvi de preu dels productes segons el mes, per exemple l'oli verge al març costava 28,50 euros i al desembre 17,95 euros. Finalment, també es pot apreciar quina ha sigut la mitjana del preu dels productes comprats, per exemple a març era de 6,20 euros.

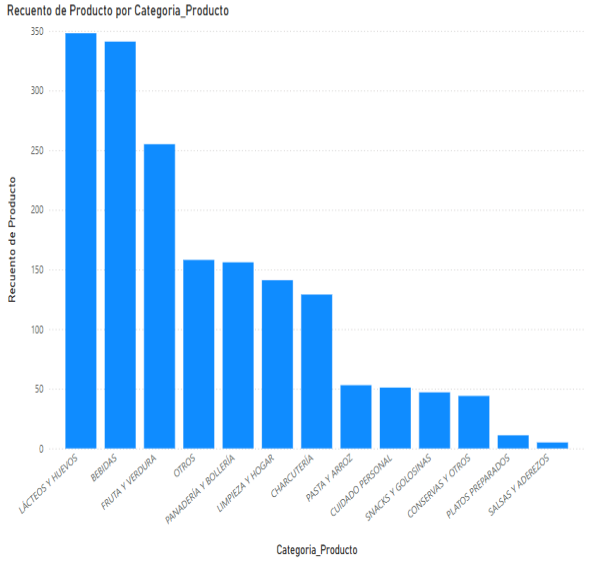


Figura 10: Gràfic de compra de tipus de productes

Es pot veure com els productes que compra més el client són làctics i ous, i seguidament begudes, mentre que els que compra menys són salses i plats preparats.

7.2. Segon cas

Per les visualitzacions dels usuaris de Steam els resultats han estat els següents:

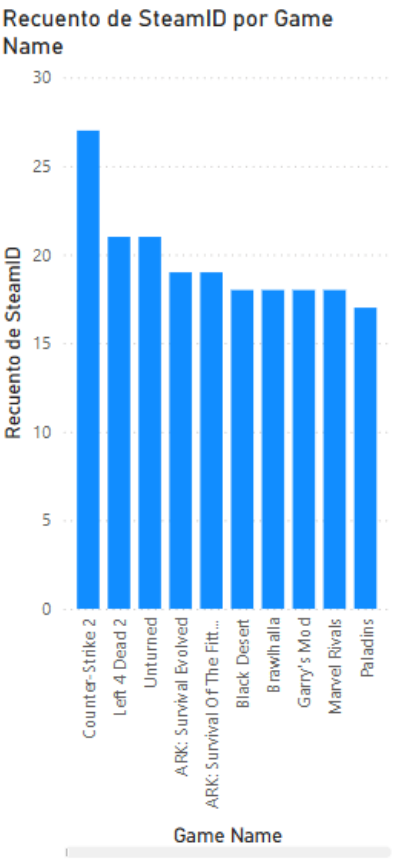


Figura 11: Gràfic dels jocs jugats per més usuaris

En aquesta visualització es pot apreciar que, dels 50 usuaris del dataset, el joc més popular és Counter-Strike 2, amb 27 usuaris. Es tracta d'un joc molt popular a nivell mundial, gratuït i multijugador, per tant, no és d'estranyar que sigui el més jugat.

També s'ha pogut avaluar el temps de joc dels títols més jugats, independentment del nombre d'usuaris:

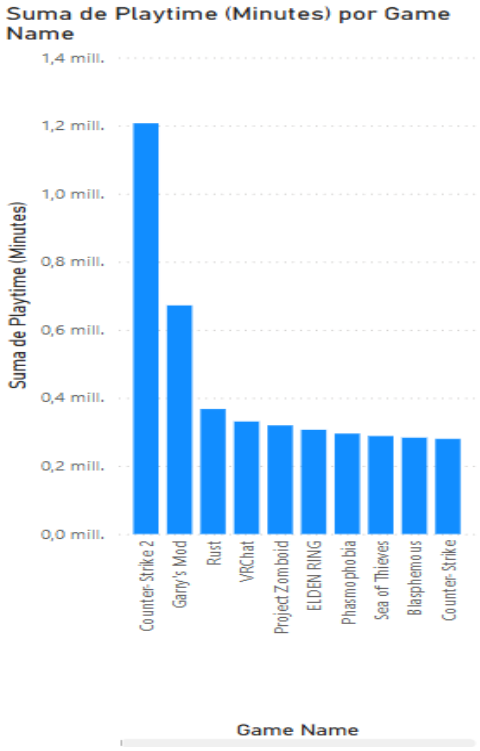


Figura 12: Gràfic de temps jugat per joc

Es pot veure que el joc amb més temps jugat és Counter-Strike 2, amb més d'1,2 milions de minuts. A continuació hi ha Garry's Mod, amb més de 670.000 minuts, i després Rust, amb uns 360.000 minuts. Es pot observar que hi ha bastants jocs amb un temps jugat similar al de Rust.

Els jocs amb més temps jugat són, majoritàriament, títols sense una història definida, en què el jugador té llibertat per fer el que vulgui, o bé són jocs repetitius, sense trama ni final. Jocs amb aquestes característiques solen tenir més possibilitats de rejugabilitat, i és per això que acumulen més minuts que altres.

Pel que fa al sistema de recomanacions, es retorna una llista amb deu jocs que podrien agradar a l'usuari. Per a cada joc es mostra el seu ID de Steam, el nom, el gènere, les etiquetes (tags) i la similitud calculada, retornant així tota la informació que s'ha tingut en compte per fer la recomanació.

Amb content-based filtering, per exemple per a l'usuari amb ID 76561198831548361, s'han retornat aquestes recomanacions:

AppID	Nom	Gèneres	Etiquetes	Similitud
1282	To the Moon	Adventure;Indie;RPG	Story Rich;Great Soundtrack; Indie	0.785692
4008	A Bird Story	Adventure;Indie;RPG	Indie;Story Rich;Great Soundtrack	0.785692
8849	Pyre	Action;Indie;RPG	Great Soundtrack; Story Rich;Indie	0.780867
5178	D4: Dark Dreams Don't Die -Season One-	Adventure; Casual;Indie	Adventure; Story Rich;Great Soundtrack	0.775980
19888	Phoenix Wright: Ace Attorney Trilogy / 逆転裁判123	Adventure	Visual Novel;Story Rich;Great Soundtrack	0.768262
3317	The House in Fata Morgana	Adventure	Visual Novel;Great Soundtrack; Story Rich	0.768262
9313	Night in the Woods	Adventure	Story Rich;Atmospheric;Great Soundtrack	0.748208
3785	Life is Strange - Episode 1	Action;Adventure	Story Rich;Choices Matter;Great Soundtrack	0.731466
11954	Life is Strange: Before the Storm	Action;Adventure	Story Rich;Choices Matter;Great Soundtrack	0.731466
5945	FINAL FANTASY IX	RPG	JRPG;Great Soundtrack; Story Rich	0.689529

Taula 1: Resultats sistema recomanacions content-based filtering

Aquest era un usuari el joc més jugat del qual, amb diferència (309 hores en comparació amb el segon més jugat, amb 75 hores), era Hollow Knight, un joc indie conegut per la seva bona història i banda sonora. Això s'ha reflectit en les recomanacions, ja que molts dels jocs proposats comparteixen aquestes característiques.

No obstant això, també es pot veure que es tenen en compte altres jocs del perfil de l'usuari. Per exemple, ha jugat a Zero Escape: The Nonary Games, que és una novel·la visual, i a les recomanacions s'hi inclou un joc del mateix gènere.

Els resultats de collaborative filtering del mateix usuari serien:

AppID	Nom	Gèneres	Etiquetes	Similitud
252950	Rocket League®	Action;Indie;Racing;Sports	Multiplayer; Racing;Soccer	22298.613531
444090	Paladins®	Action;Free	Free to	14081.97919

		to Play	Play;Multiplayer;FPS	2
516750	My Summer Car	Indie;Racing;Simulation;Early Access	Early Access;Simulation;Driving	8773.239693
227300	Euro Truck Simulator 2	Indie;Simulation	Simulation;Driving;Open World	7263.269263
220200	Kerbal Space Program	Indie;Simulation	Space;Simulation;Sandbox	6763.244719
221100	DayZ	Action;Adventure;Massively Multiplayer	Survival;Zombies;Open World	3501.483162
22380	Fallout: New Vegas	Action;RPG	Open World;RPG;Post-apocalyptic	3098.612275
291550	Brawlhalla	Action;Free to Play;Indie	Free to Play;Multiplayer;Fighting	2970.566871

Taula 2: Resultats sistema recomanacions collaborative filtering

Així es pot apreciar com els resultats consisteixen amb jocs que tenen altres usuaris del conjunt d'usuaris utilitzat.

I finalment els resultats del model híbrid per l'usuari serien els següents:

AppID	**Nom**	**Gèneres**	**Etiquetes**	**Puntuació híbrida**
206440	To the Moon	Adventure; Indie; RPG	Story Rich; Great Soundtrack; Indie	1.000
252950	Rocket League®	Action; Indie; Racing; Sports	Multiplayer; Racing; Soccer	1.000
327410	A Bird Story	Adventure; Indie; RPG	Indie; Story Rich; Great Soundtrack	1.000
462770	Pyre	Action; Indie; RPG	Great Soundtrack; Story Rich; Indie	0.950
358090	D4: Dark Dreams Don't Die - Season One	Adventure; Casual; Indie	Visual Novel; Great Soundtrack; Story Rich	0.819
787480	Phoenix Wright: Ace Attorney Trilogy	Adventure	Visual Novel; Story Rich; Great Soundtrack	0.819
481510	Night in the Woods	Adventure	Story Rich; Atmospheric; Great Soundtrack	0.610
444090	Paladins®	Action; Free to Play	Free to Play; Multiplayer; FPS	0.575
319630	Life is Strange - Episode 1	Action; Adventure	Story Rich; Choices Matter; Great Soundtrack	0.436

Taula 3: Resultats sistema recomanacions híbrid

Com es pot veure, hi ha una combinació dels resultats basats amb el sistema content-based filtering i altres amb el de collaborative filtering.

Els resultats obtinguts mostren que, mitjançant tècniques bàsiques de content-based filtering i collaborative filtering, i amb dades públiques de l'API de Steam, és possible crear un sistema de recomanacions funcional tant per separat com implementant un model híbrid. Aquesta solució es pot implementar per part d'un enginyer informàtic utilitzant recursos assequibles com Python, Power BI i biblioteques habituals com scikit-learn, sense la necessitat de conceptes o eines més complexes.

8. CONCLUSIONS

Aquest primer cas ha permès validar la metodologia aplicada i demostrar el potencial de la Business Intelligence, fins i tot amb un volum de dades relativament reduït. A més, el procés ha estat automatitzat, de manera que els scripts en Python no haurien de ser modificats encara que s'hi afegissin més dades. Aquest cas pràctic representa un primer pas essencial cap a anàlisis més avançades i serveix com a base per al segon cas d'aquest treball, que utilitza un

conjunt de dades més extens.

En el segon cas s'ha seguit la mateixa metodologia que en el primer, però amb un volum de dades més gran i complex. S'han utilitzat diversos datasets, un dels quals s'ha obtingut a través d'una API mitjançant un script en Python. Tot i això, gràcies als coneixements adquirits en el primer cas, s'ha pogut desenvolupar el segon amb èxit. Ara bé, en aquest segon cas s'ha hagut de tenir en compte la necessitat de regularitzar els resultats, cosa que no havia calgut en el primer, per tal de construir correctament el sistema de recomanacions.

Cal destacar que s'ha pogut comprovar com eines com Power BI, combinades amb scripts en Python per al tractament de dades, són molt efectives a l'hora de transformar dades en informació útil i visual. Finalment, en aquest segon cas, en desenvolupar el sistema de recomanacions, s'ha evidenciat com dades ja existents poden generar-ne de noves que resulten molt útils, ja que poden utilitzar-se per predir el comportament futur d'un usuari.

Tot i això no s'ha avaluat la qualitat de les recomanacions de forma quantitativa amb mètriques. Com a possible extensió, es podria ampliar el sistema per millorar la personalització, i afegir alguna mètrica per comprovar que els resultats són encertats.

Bibliografia

[1] "Introducción a Jira: guía completa para principiantes". Atlassian. Accedido el 3 de marzo de 2025. [En línea]. Disponible: https://www.atlassian.com/es/software/jira/guides/getting-started/introduction#what-is-jira-software

[2] "Introducción | Microsoft Power BI". Accedido el 3 de marzo de 2025. [En línea]. Disponible: https://www.microsoft.com/es-es/power-platform/products/power-bi/getting-started-with-power-bi

[3] R. Scrum, Agile Project Management: The Ultimate Step by Step Guide to Learn Agile Project Management to Complete Your Goals with Maximum of Results. Independently Publ., 2019.

[4] Kevin Stratvert. How to use Microsoft Power BI - Tutorial for Beginners. (4 de agosto de 2020). Accedido el 3 de marzo de 2025. [Video en línea]. Disponible: https://www.youtube.com/watch?v=TmhQCQr_DCA

[5] "Implementación de Soluciones de Business Intelligence (BI) con Python". 10Code Software-Entwicklung. Accedido el 3 de marzo de 2025. [En línea]. Disponible: https://10code.es/de/bi-python/

[6] "W3Schools.com". W3Schools Online Web Tutorials. Accedido el 3 de marzo de 2025. [En línea]. Disponible: https://www.w3schools.com/python/pandas/default.asp

[7] "W3Schools.com". W3Schools Online Web Tutorials. Accedido el 3 de marzo de 2025. [En línea]. Disponible: https://www.w3schools.com/python/default.asp

[8] "What are the phases/stages of a business intelligence project?" Le blog des meilleurs consultants indépendants I FocusTribes. Accedido el 3 de marzo de 2025. [En línea]. Disponible: https://blog.focustribes.com/en/business-intelligence-phases

[9] "A Gantt Chart Guide with Definitions & Examples". ProjectManager. Accedido el 3 de marzo de 2025. [En línea]. Disponible: https://www.projectmanager.com/guides/gantt-chart

[10] D. Lopez. "Cómo extraer datos de archivos PDF con Python". freeCodeCamp.org. Accedido el 3 de marzo de 2025. [En línea]. Disponible: https://www.freecodecamp.org/espanol/news/como-extraer-datos-de-archivos-en-pdf/

[11] freeCodeCamp.org. Machine Learning for Everybody – Full Course. (26 de septiembre de 2022). Accedido el 3 de marzo de 2025. [Video en línea]. Disponible: https://www.youtube.com/watch?v=i_LwzRVP7bg

[12] Machine Learning and AI. Recommender Systems | ML-005 Lecture 16 | Stanford University | Andrew Ng (3 de agosto de 2017). Accedido el 25 de mayo de 2025. [Video en línea]. Disponible: https://www.youtube.com/watch?v=GIcuSNAAa4g

APÈNDIX

A1. EXEMPLE DADES PRIMER CAS

MERCADONA, S.A. A-46103834

C/ VILADOMAT 195
08205 SABADELL
TELÈFON: 937208041
11/02/2025 19:17 OP: 1656930
FACTURA SIMPLIFICADA: 3441-015-803829

	Descripció	P. Unit	Import
2	LLET SENCERA	0,94	1,88
1	BEGUDA AVENA		0,95
1	BOSSA PLÀSTIC		0,15
4	PA VIENA	0,40	1,60
1	RAÏM VERMELLA SESE		2,69
1	MAGDALENA SG 6UDS		2,55
1	ENCENEDOR CUINA WAVE		2,57
1	CUIDACOL NATURAL		2,46
1	BÍF FRUITES SIL		1,23
1	FORMATGE TALLS LIGHT		2,46
1	MANDARINA		
	1,404 kg	2,19 €/kg	3,07
1	PÀRQUING		0,00

ENTRADA 19:02 SORTIDA 19:17

TOTAL (€) 21,61
TARGETA BANCÀRIA 21,61

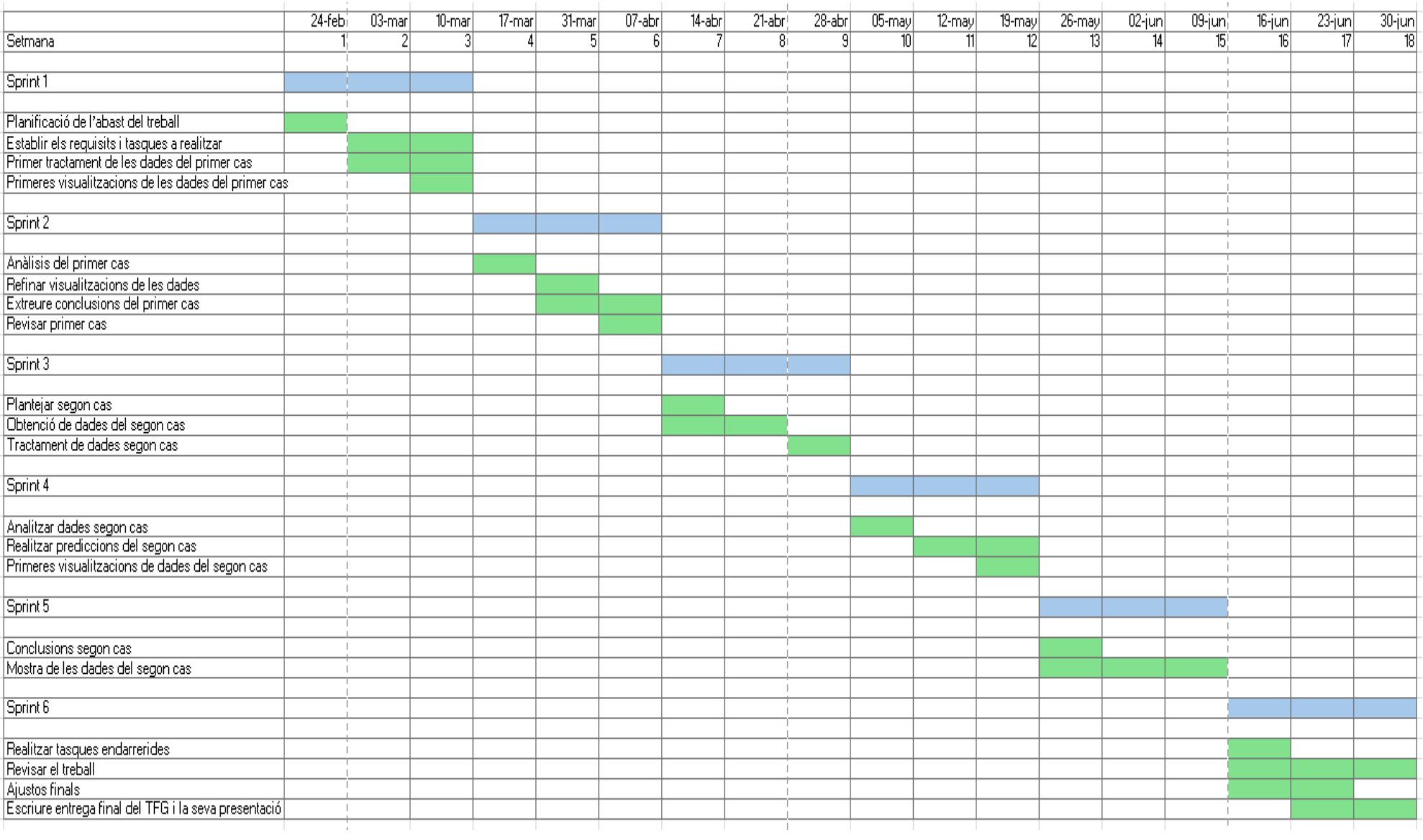
IVA	BASE IMPOSABLE (€)	QUOTA (€)
4%	13,26	0,53
10%	4,64	0,46
21%	2,25	0,47
TOTAL	**20,15**	**1,46**

MERCADONA 800 500 220

S'ADMETEN DEVOLUCIONS AMB TIQUET

DISPOSA DE 20 MINUTS
PER RETIRAR EL SEU VEHICLE

A2. SPRINTS DE LA PLANIFICACIÓ



A3. INTERFÍCIE DE POWER BI